图书情报工作
第 62 卷 第 18 期 2018 年 9 月

基于情感分析的移动图书馆用户生成内容评价效果研究*

王晰巍[1,2] 杨梦晴[1] 韦雅楠[1] 王铎[1]
[1] 吉林大学管理学院 长春 130022 [2] 吉林大学大数据管理研究中心 长春 130022

摘要：［目的/意义］通过对移动图书馆用户生成内容的情感分析，预测用户情感倾向对移动图书馆资源的评价效果，从而更好地实现移动图书馆资源推广和精准推荐服务。［方法/过程］基于情感分析提出移动图书馆用户生成内容评价效果分析过程，以获取的“掌阅图书馆”中 15 部年度畅销书籍的用户生成内容为研究样本，对数据进行预处理，在此基础上从领域词典构建、情感分类、评价效果 3 个过程入手进行分析。［结果/结论］数据分析结果表明，移动图书馆 UGC 用户情感倾向具有多元性和一致性，中性评价具有重要性，能够较为准确地预测移动图书馆资源的得分情况。将情感分析相关理论和方法引入移动图书馆 UGC 研究，能够为移动图书馆完善其服务措施、提高其服务质量提供参考意见。

关键词：情感分析 移动图书馆 用户生成内容 评价效果
分类号：G250
DOI：10.13266/j.issn.0252－3116.2018.18.002

1 引言

移动图书馆服务借助智能手机等各种移动终端使用户的阅读行为边界逐渐模糊，阅读行为不再只是简单地获取书本内容的过程，而是逐渐演变成一种集阅读、创作、分享和社交等行为于一体的社群化行为。在这种移动图书馆社群化服务模式下，用户不再只是内容的阅读者，也逐渐成为内容的生产者和传播者[1]，用户生成内容（user-generated content，UGC）成为移动图书馆的重要内容资源，对 UGC 的管理和利用也成为移动图书馆满足用户需求、建立用户忠诚度的重要方式之一。内容丰富并且具有需求针对性的移动图书馆 UGC，体现了移动阅读用户的集体智慧[2]，针对移动图书馆社群化服务中的 UGC 进行文本挖掘和情感分析，以发现用户对移动图书馆资源的评价与情感倾向，从而更好地实现移动图书馆资源推广和精准推荐服务成为当前新的研究热点。

国内外已有学者展开了相关方面 UGC 挖掘和情感分析的研究。L. Siguenza-Guzman 等学者通过文献综述的形式，对文本挖掘在图书馆领域的应用进行了全面综合的梳理和分析，指出这一方法对于确定图书馆工作存在的问题以及预测未来用户需求具有重要作用[3]；Q. Zhou 等的研究指出，通过识别情感极性和情感价值，丰富的在线学术书籍评论资源可以被用来进行更深层次的信息和内容挖掘[4]；祝振媛将网络书评视为一种商品评价文本，利用基于信息分类的内容挖掘方法分析书评文本的语言特点、语言模式和内容构成[5]；侯银秀等利用情感分析方法在对用户图书评论进行属性层文本挖掘的基础上获取用户图书属性偏好，从而实现优化图书个性化推荐的效果[6]。从以上学者的研究中可以看出，蕴含丰富用户观点和情感的 UGC 具有巨大的分析价值[7]，通过对 UGC 的情感分析和内容挖掘，不仅可以掌握用户的情感倾向与价值偏好，还可以根据分析结果对用户的个性化需求进行精准化推荐服务，达到完善服务模式的目的。但是目前基于情感分析的移动图书馆 UGC 评价效果方面的研究相对较少。

本研究将基于情感分析，构建移动图书馆 UGC 情感词典，在对所采集到的 UGC 进行情感分类的基础

* 本文系国家自然科学面上项目“信息生态视角下新媒体信息消费行为机理及服务模式创新研究”（项目编号：71673108）和吉林大学高峰学科（群）建设项目研究成果之一。

作者简介：王晰巍（ORCID：0000－0002－5850－0126），副院长，大数据管理研究中心主任，教授，博士生导师，E-mail：wxw_mail@163.com；杨梦晴（ORCID：0000－0002－6401－2268），博士研究生；韦雅楠（ORCID：0000－0002－7416－2403），博士研究生；王铎（ORCID：0000－0002－5060－7893），博士研究生。

收稿日期：2018－01－28 修回日期：2018－07－03 本文起止页码：16－23 本文责任编辑：易飞

上,运用BP神经网络方法对移动图书馆UGC的评价效果进行分析。本研究试图解决以下3个研究问题:①如何有效构建移动图书馆UGC的情感词典?②如何对移动图书馆UGC进行有效的情感分类?③如何在情感分类的基础上分析移动图书馆UGC评价效果?本文在理论方面,将情感分析的相关理论引入移动图书馆UGC情感分类研究,拓展了情感分析理论的适用范围;在实践方面,深入挖掘和分析了用户生成内容中所包含的对移动图书馆服务资源的评价内容和情感倾向,能够为移动图书馆完善其服务措施、提高其服务质量提供一定的参考。

2 相关概念

2.1 用户生成内容

世界经合组织(OECD)在2007年的报告中将用户生成内容(UGC)定义为由非专业人员创作的具有一定创新性的互联网公开可用内容[8]。UGC在表现形式上是指以多元化的形式在互联网上公开发表的由用户创作的文字、图片、音频、视频等内容[9]。UGC是在个人有效信息共享条件下从集聚内容贡献中所生成的集体利益,其核心优点在于能够利用个人知识和信息的高度经验性,使得这种浓缩性的个人经验为更多人所应用[10]。UGC既是用户产生的静态网络信息资源,也是用户生成创作的动态行为模式,还可以理解为与用户群和社交网络密切相关的一种秩序[9]。

虽然国内外学者对UGC的定义存在一些差异,但是可以看出UGC非权威化、体现集体智慧与协同创作的特点得到了普遍认可。Web 2.0的开放与参与模式使得互联网更加依赖用户参与和用户建设[11],并且UGC对用户认知信任的影响比专业生成内容具有更强的效果[12],因此UGC成为重要的网络信息资源创作与组织模式。

2.2 情感分析的定义及方法

情感分析自20世纪90年代后期开始进入研究领域,并迅速成为一个活跃的研究课题。情感分析是一种利用自然语言处理方法和文本分析方法从原始语料中探索主观信息的研究方法,从出现以来就得到了广泛的发展,并在数据挖掘、信息检索和自然语言处理等领域得到了成功应用[13]。意见挖掘和情感分析为处理非结构化数据提供了一种计算式的方法,主要用来实现意见的提炼和情感的识别[14]。

主流的情感分析方法可以分为基于词典的分析方法和基于机器学习的分析方法,本文选择基于词典的分析方法。基于词典的分析方法本质上是将情感分析任务视为情感词典与待处理语料之间的匹配问题[15]。基于词典的分析方法需要预先定义情感词典来确定语料的情感极性,因此情感极性识别的效果很大程度上取决于情感词典的质量。基于情感词典对语料情感倾向进行识别和判断的方法具有通用性强的优点,能够简单迅速地识别并判断语料中情感词的情感倾向性。但是该方法对情感词典有较强的依赖性,需要领域性、针对性较强和覆盖性较广的情感词典作为基础。

2.3 移动图书馆UGC情感分析

Web 2.0应用的介入使得UGC以及其为用户带来的潜在利益被扩展到了图书馆领域[16]。C. Dezelar-tiedman的研究探讨了英国文学作品中用户提供的标签是否可以增强或补充学术图书馆目录中对同一作品的主题标引[17];Y. Naik和B. Trott的研究探讨了用户如何在图书馆在线读者社群中通过讨论和评价书籍的方式协助其他用户发现“好书”[18];L. F. Spiteri认为目前图书馆的发现系统具有Web 2.0的社交功能,能够允许用户通过添加自己的标签、评级和评论来增强书目记录的内容[19],通过对作品主题、人物和对读者影响的洞悉,图书馆UGC为用户提供了一个丰富的数据集,它能够清晰地与已知的读者咨询访问点连接[16];Y. J. Moon等在研究中指出用户生成的社会化书签能够作为信息获取过程中的有效智能搜索引擎[20];还有一些研究者探索了丰富的用户生成内容,从而作为支持个性化推荐补充来源[13]。

移动图书馆服务依托移动网络和数字图书馆技术,不仅使用户不受时间和空间限制,通过各种移动设备获取图书馆信息资源成为可能,而且通过服务的不断创新,构建起以用户为中心、鼓励用户参与的社群化服务模式。在“用户－用户”“用户－馆员”“用户－馆藏”等社群化行为中产生的UGC成为移动图书馆知识生态系统的重要内容[21]。移动图书馆UGC是移动图书馆用户在社群化服务模式下所产生的公开可用内容,体现了用户集体智慧和个性化创造能力,具有更强的自然语言逻辑性和思想性,针对其评价效果做出深入挖掘和分析,可以有效掌握移动图书馆用户对图书馆资源的理性评价和情感倾向。

3 数据预处理

3.1 评价效果分析过程

本文以移动图书馆UGC为研究对象,通过对所获取的UGC进行情感分析,获取其中的积极情感、中性

情感和消极情感。作为评价模型的输入数据,再通过评价模型的输出(预测)数据和实际数据的比较,检验 UGC 中的情感倾向对用户实际评价情况的影响效果。根据上文的论述,本文提出了基于情感分析的移动图书馆 UGC 评价效果分析过程,在数据获取和数据清洗的基础上,分析过程主要包括领域词典构建、分词及情感分类和评价效果分析 3 个阶段。如图 1 所示:

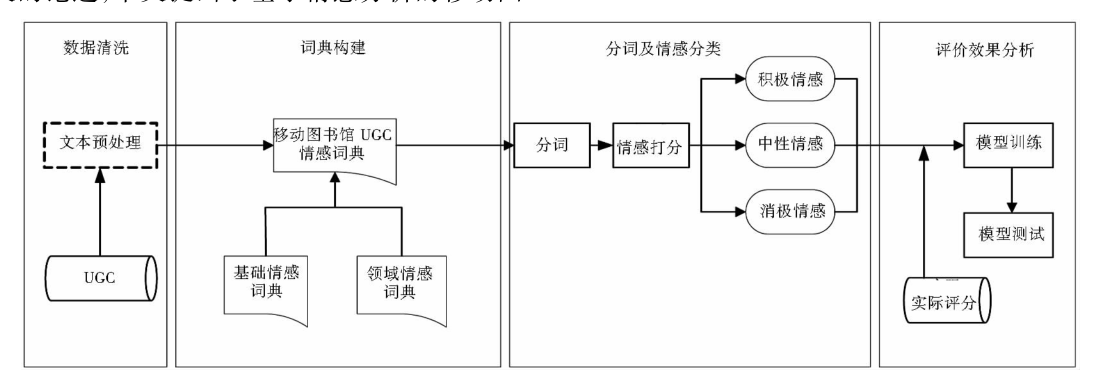


图 1　移动图书馆 UGC 评价效果分析过程

3.2　研究样本选择

移动图书馆能够吸引较多读者阅读并进行评论,这一过程中移动网络书籍产生的丰富 UGC 具有样本研究的代表性。笔者通过对 2017 年各大畅销书榜单的综合调查,结合实际获取数据的可能性,选择了 15 部年度畅销书籍,利用网络爬虫 Gooseeker 对"掌阅图书馆"移动端中这 15 部书籍的用户评论进行抓取。由于不同书籍的评论量相差较多,为使数据具有可比性,设定抓取每部书籍用户评论的前 20 页数据。抓取目标书籍名称及其用户综合评分如表 1 所示:

表 1　目标书籍名称及评分

书籍名称	用户评分	书籍名称	用户评分
白说	9.1	看见	9.2
摆渡人	8.9	罗辑思维	9.2
大秦帝国	8.9	人类简史	9.1
岛上书店	9.3	我懂你的知识焦虑	8.6
富爸爸穷爸爸	8.7	我们仨	9.0
好好说话:新鲜有趣的话术精进技巧	8.7	小王子	9.1
解忧杂货店	9.7	追风筝的人	9.2
巨人的陨落	8.6		

注:用户评分满分为 10 分

表 1 中的用户评分是目标移动图书馆根据用户对书籍的实际打分所计算出的平均得分,反映了用户对书籍的支持程度,评分越接近 10 分则表示该书籍越受到用户的认可。由于所选择的目标书籍是 2017 年度畅销书,因此得分情况普遍偏高。但是评分仅能看出用户对书籍的整体评价情况,不能对用户的个人阅读感受做出详细了解,因此需要进一步挖掘 UGC 中隐含的用户情感倾向。

3.3　数据清洗

将抓取到的评论文本数据分别存为 TXT 格式,利用 R 语言中的 gsub 函数对原始数据中可能对下一步分析产生阻碍作用的英文字母、符号、空格等进行清洗,经过处理后的数据如图 2 所示。经过清洗的数据除去了会影响数据处理的符号和字符,避免了数据读取不完整的可能性,可以进行下一步的分词处理。

父母言传身教,现在一说知识分子很多人都会嘲笑,每天拿着手机玩着游戏刷着朋友圈播着直播
其乐融融的一家真是羡煞旁人,受过那个特殊年代的煎熬也是让人唏嘘。执子之手与子偕老真是
细腻的感情跃然纸上,一点点小事,一些小动作,都可以感受到'我们仨'的感情无比亲近。想
夫妻感情真好
这么相亲相爱的一家人,彼此牵挂,虽不舍杨绛的离开,但他们终究还是在一起
很感动的一生,就是最后白发人送黑发人的时候比较难过,唯一的女儿不能给自己送终了是多大
杨先生,你们仨终于团聚了
记录一家三口的生活日常,写的挺好的,执子之手与子偕老,记录着老一辈人的婚姻观,人生观
真的很爱杨绛先生,民国期间那么多的爱恋,他们的爱情平实浓厚,温暖值得回味
很好玩读哭了
一生有如此家人相伴足矣。临难心犹暖。有多少人一生能如此相伴。人生的哲学
崩溃!写好的书评被自己不小心刷没了!总之,极力推荐给大家,从平淡朴实的语言和叙述中去
真的很好
好书,值得一看
赤子之心,至情至性。做学问,还是日常,都是平凡、单纯的坚守,细腻至极。钱先生,杨先生
在杨先生去世一周年纪念日的日子里《我们仨》在掌阅上线了。女儿丈夫相继离去,只剩下杨先
非常感人,一家人这么有才华,却遇到了那样的时期,但是也很羡慕一家人的相爱,就是到最后
真的很好,推荐
整本书的感觉就是平淡朴素,正如原文所说"我们这个家,很朴素;我们仨个人,很单纯。"
我们仨在家的关系不单单是父母与子女,有时像朋友,有时像哥们,有时像老师在家的生活或许
个人觉得很没有共鸣,除了对于人生的感悟有些懵懂,其他的父子,母子关系无感

图 2　评论内容处理截图(部分)

4　评价过程

4.1　领域情感词典构建

移动图书馆 UGC 中的情感倾向绝大多数是通过情感词表现的,情感词典是否具有较为全面的覆盖性,在一定程度上影响着情感分类效果。目前较为成熟的基础汉语情感词典有很多,比如知网(Hownet)情感词典、台湾大学简体中文情感极性词典(NTSUSD)等,但是仅仅依靠基础情感词典来识别文本句子中的情感词是不够的,在特定的领域,有些并没有归入基础情感词的词汇也具有情感倾向,因此构建领域情感词典是十分必要的,也是情感分析的基础。

王晰巍，杨梦晴，韦雅楠，等. 基于情感分析的移动图书馆用户生成内容评价效果研究[J]. 图书情报工作,2018,62(18):16－23.

4.1.1 基础情感词典 本文以知网(Hownet)情感词典为基础,并将其中不常用的词语进行删除,同时还根据移动图书馆 UGC 领域的特点对部分情感词的倾向进行修正,最终得到基础情感词典组成如表 2 所示:

表 2 基础情感词典

词语集名称	权值	词语数量(个)
积极情感词	1	3 779
消极情感词	－1	3 330

4.1.2 领域情感词典 在领域情感词典构建方面,本文选择使用点互信息(pointwise mutual information,PMI)来提炼领域情感词。PMI 在自然语言处理方面可以用来统计两个词语 x 和 y 之间的相似性,其基本思想是如果 x 和 y 在文本中同时出现的概率越大,则两者的相关性越高,情感倾向一致,计算公式如下:

$$PMI(x;y) = \log[p(x,y)/p(x)p(y)] = \log[p(x|y)/p(x)] \quad 式(1)$$

公式(1)中 p(x,y)表示 x 和 y 同时出现的概率,p(x)和 p(y)表示 x 和 y 单独出现的概率。在本章的数据中,两个词语同时出现的概率以及单个词语出现的概率都可以通过对语料集的统计得到。设 N 为语料库的词总数,dx 和 dy 分别是两个词在评论语料库中出现的次数,dxy 是两个词在语料库中同时出现的次数,则 PMI(x;y)的公式可以写为:

$$PMI(x;y) = \log[N * dxy/dxdy] \quad 式(2)$$

通过计算 PMI(x;y)的值,最终根据值所属的范围,确定 x 和 y 之间的关联度,确定的规则如表 3 所示:

表 3 PMI 关联度

PMI(x;y)	>0	两个词语是相关的
	=0	两个词语是相互独立的,既不相关也不互斥
	<0	两个词语是互斥的

本文将 PMI 引入到情感分析领域来计算词语的情感倾向,从而确定领域情感词。①选取基准词集,包含一组积极情感基准词 Pwords 和一组消极情感基准词 Nwords;②分别计算某词语 x 与 Pwords 和 Nwords 的 PMI;③将该词语的两个 PMI 做差,根据差值确定其情感倾向,遵循如表 4 所示规则:

表 4 PMI 词语情感倾向标准

PMI(Pwords;x) - PMI(Nwords;x)	>0	积极情感词
	=0	中性词
	<0	消极情感词

通过人工挑选出情感倾向明显的积极情感词 20 个和消极情感词 20 个,使用领域情感词识别方法构建领域情感词典。将提炼出的候选词与基础情感词典进行查重对比,最终获得积极情感词 160 个,消极情感词 49 个。将其加入基础情感词典,共同构成本研究的移动图书馆 UGC 领域情感词典。

4.1.3 否定词的分析 否定词是表示否定意义的词语,分析表明,被否定词修饰的情感词的情感极性一般会发生改变。当一个否定词修饰一个积极情感词,则原本表达的积极情感就会转变为消极情感,反之亦然。在实际算法中,当情感词前有否定词时,将情感词权值乘以 －1。常见的否定词如表 5 所示:

表 5 常见否定词

数量(个)	权值	否定词(列举)
62	－1	甭、别、并非、并未、不、不必、不曾非、否、弗、毫不、毫无、很少、极少、几乎不……

4.1.4 程度副词的分析 程度副词一般用于修饰或者限制动词或形容词,用以表示范围或者程度。由于移动图书馆 UGC 的篇幅普遍偏小,因此程度副词的应用对用户情感的表现具有重要作用,可以使原有语句在情感程度上产生较大强弱变化。因此,本文依据中国知网提供的“中文程度级别词语”构建一个程度副词表,并根据程度副词的情感倾向强弱程度设置相应的权值,如表 6 所示:

表 6 程度副词

等级	权值	程度副词(列举)	数量(个)
“极其/最”	2	非常、极、极度、极端、极其、极为	69
“很”	1.75	不少、出奇、大为、分外、格外、颇为、太、特别、着实	42
“较”	1.25	更、更加、更进一步、更为、还、还要、较、较比、较为、进一步	37
“稍”	0.5	或多或少、略、略加、略略、略微、略为、稍、稍稍、稍微、稍为、稍许	29

4.2 情感分类

本文对每本书籍用户评论清洗后单独建立文件,针对每一个文件,首先对单条用户评论进行文本预处理,并以标点符号为分割标志,将单条用户评论分割为 n 个句子(只有一句话的评论不进行分割),提取每个句子中的情感词;在构建好的领域情感词典中寻找匹配情感词,并以匹配到的每个情感词为基准,向前依次寻找程度副词以及否定词,并作相应分值计算;对分句中每个情感词的得分做求和运算,最后对该条用户评论的所有分句的分值进行累加,获得该条用户评论的最终得分。

4.2.1　分词及句子切分

（1）调用 Python 中的 jieba 分词，并读取已经构建好的领域情感词典和停用词词典，对移动图书馆 UGC 单个文件进行分词和去除停用词；

（2）对切分出的情感词进行情感词性标注，使词和词性构成一个元组；

（3）根据文本中的标点符号进行句子切分。

4.2.2　情感打分　在上一步处理的基础之上，对已经切分好的语句进行情感打分：

（1）读取领域情感词典、否定词表、程度副词表；

（2）根据否定词、程度副词的种类不同乘以不同的权值，设 w_i 是匹配到的某个情感词，其情感倾向 O_i 的计算公式为：

$$O_i = Aw_i * Vw_i \qquad 式(3)$$

公式（3）中 Aw_i 是 w_i 的程度副词权值，Vw_i 是 w_i 的权值；

当出现否定词时，O_i 的计算公式为：

$$O_i = Nw_i * Vw_i \qquad 式(4)$$

其中 Nw_i 是 w_i 的否定词的权值。

因此，每个语句 S_i 的情感倾向 O_{Si} 的计算公式为：

$$O_{Si} = \sum_{i=1}^{k} O_i \qquad 式(5)$$

则每一个被切分成 n 个语句的用户评论的最终情感倾向得分 O 为：

$$O = \sum_{i=1}^{n} O_{Si} \qquad 式(6)$$

（3）循环直到遍历完所有的情感词，计算最后情感倾向得分时采取四舍五入取整数的做法以增强情感倾向得分的直观性。

通过以上步骤对 15 部书籍的用户评论内容进行情感倾向计算，所得到的逐条评论的情感倾向打分结果如图 3 所示：

26	-3.0	感觉是故事的拼凑，格局太小！还是说我看不懂？
27	-2.0	那个解忧杂货店和孤儿院，注定一辈子存在一定的关系。就因为他们的创始人或者
28	2.0	蛮好的啊，这是一个相互救赎的故事，不管你的过去如何，只有你心中还存有善念，
29	3.0	情节错综复杂，片段有机结合，浑然一体
30	2.0	环环相扣因果循环很不错
31	3.0	感触颇深，为自己读到了这样一本书好书而感到幸运
32	4.0	很好看呢，听说凯凯要演这本书，就来看，结果看入迷了，不说了，被细粉了
33	0.0	看了之后感觉总体的构思还是挺不错的，能有两个主线连接各种故事，总体来说也
34	5.0	因为小凯要出演，我就看了，没想到如此好看，我花了三小时就看完了。创历史新
35	1.0	每一个故事都是独立的，同时每一个都值得深思值得一遍遍的阅读
36	5.0	觉得这本书不能更好，想把我所有的溢美之词都写出来，表达我看完这本书的想法
37	5.0	非常棒，价值观端正，逻辑缜密，充满正能量，推荐阅读。
38	6.0	非常棒的一本书，内容紧凑，条理清晰，逻辑性很强，我也十分感动，多次热泪盈
39	3.0	教人向善，故事构思精妙，佩服作者的想象力，与一般的穿越不同，以前看的穿越
40	3.0	一夜无眠，一夜看到现在，终于看完了。不禁感慨，作者的写作之扣人心弦，强大
41	2.0	之前一直知道这本书，但是昨天才开始看（因为很无聊），结果一开始就停不下来
42	1.0	看完，内容很精彩。看完感觉心情有点莫名的沉重说不出来。

图 3　情感倾向得分结果（节选）

通过对每一部书籍的用户评论情感倾向进行统计，将情感倾向分为 3 个层级，即消极评论、中性评论和积极评论，分级依据如表 7 所示：

表 7　情感倾向分级依据

层级	分数范围
消极评论	score ＜ 0
中性评论	0 score 1
积极评论	score 2

依据表 7 分级标准，15 部书籍的用户评论情感倾向百分比的统计结果如表 8 所示：

表 8　情感倾向分析结果

书籍名称	用户评分	情感倾向层级（%）		
		消极评论	中性评论	积极评论
白说	9.1	9.677%	29.677%	60.645%
摆渡人	8.9	16.558%	23.094%	60.349%
大秦帝国	8.9	11.429%	27.619%	60.952%
岛上书店	9.3	6.767%	19.549%	73.684%
富爸爸穷爸爸	8.7	5.556%	29.630%	64.815%
好好说话：新鲜有趣的话术精进技巧	8.7	12.195%	8.943%	78.862%
解忧杂货店	9.7	8.429%	45.977%	45.594%
巨人的陨落	8.6	14.286%	30.519%	51.948%
看见	9.2	9.402%	33.333%	57.265%
罗辑思维	9.2	6.040%	24.161%	69.799%
人类简史	9.1	8.383%	30.539%	61.078%
我懂你的知识焦虑	8.6	11.268%	15.493%	73.239%
我们仨	9.0	12.549%	11.765%	75.686%
小王子	9.1	11.450%	25.191%	63.359%
追风筝的人	9.2	16.820%	19.266%	63.914%

4.3　评价效果

BP 神经网络是由 D. E. Rumnelhart 等[22]学者于 1986 年开发设计的人工神经网络算法，通常采用基于 BP 神经元的多层前向神经网络结构，典型的 BP 网络结构是由输入层、中间隐含层和输出层 3 个神经元层次构成的模型。

本文通过情感分析获得了移动图书馆 UGC 中用户情感倾向数据，以数据中的积极情感、中性评价和消极情感所占百分比作为 BP 神经网络的输入数据，以用户对书籍的评分作为输出数据，进行神经网络训练和测试，将书籍的实际得分与神经网络的预测得分进行比较，从而检验是否可以通过移动图书馆 UGC 中的用户情感倾向评价书籍的受欢迎程度。

调用 R 语言的神经网络程序包 neuralnet，输入属性为 3 个，输出属性为 1 个，隐含层神经元的个数 $m = \sqrt{n+1} + \alpha$，其中 n 为输入层节点数，l 为输入层节点数，α 为 1－10 之间的常数，经过反复试验得到设置隐含层神经元为 8 个时误差最小，BP 神经网络的程序如下：

```
[1]library(grid)
[2]library(MASS)
[3]library(neuralnet)
[4]p ← matrix(c(0.097,0.297,0.606,0.166,0.231,0.603,0.114,0.276,0.610,0.068,0.195,0.737,0.056,0.296,0.648,0.122,0.089,0.789,0.084,0.460,0.456,0.143,0.305,0.519,0.094,0.333,0.573,0.060,0.242,0.698),10,3,byrow = T)
#输入层为 10 * 3 的矩阵,随机选择 10 组数据为训练集
[5]t ← c(9.1,8.9,8.9,9.3,8.7,8.7,9.7,8.6,9.2,9.2)    #输出层为一个数值
[6]trainingdata← cbind(p,t)    #合并输出层与输入层为同一矩阵
[7]colnames(trainingdata) ← c("Input1","Input2","Input3","Output")    #为矩阵列命名
[8]net ← neuralnet(Output ~ Input1 + Input2 + Input3,trainingdata, hidden =8, threshold =0.001, learningrate = 0.1,algorithm = "rprop +", err.fct = "sse", act.fct = "logistic")    #构建 BP 神经网络
[9]print(net)    #输出网络计算过程
[10]plot(net)    #给出网络结构图形
[11]testdata← matrix(c(0.084,0.305,0.611,0.113,0.155,0.732,0.125,0.118,0.757,0.115,0.252,0.634,0.168,0.193,0.639),5,3,byrow = T)
#剩余数据为测试数据
[12]net.results← compute(net, testdata)    #对结果进行预测
[13]ls(net.results)    #返回预测结果中的对象名称
[14]print(net.results $ net.result)    #输出预测结果中的输出预测值
```

通过上述程序的处理,利用 R 语言所构建的 BP 神经网路的预测结果如表 9 所示:

表 9　预测结果

实际值	预测值	误差
9.1	9.056 783 248	0.4%
8.6	8.987 550 379	4.5%
9.0	8.877 180 627	1.3%
9.1	8.982 631 021	1.2%
9.2	9.225 526 503	0.3%

表 9 中,“实际值”是 5 部书籍的实际用户评分,“预测值”则是 BP 神经网络根据输入层的情感倾向数据,通过学习后所做出的预测结果,计算两者间的误差,可以看出“实际值”与“预测值”之间的误差较小。BP 神经网络通过对 UGC 中挖掘出的积极情感、中性情感和消极情感 3 个特征属性的学习,成功对书籍的得分进行了预测,预测结果与实际用户评分误差较小,在 5 部书籍的评分结果比较中,最大的预测误差仅为 4.5%。BP 神经网络的构建较为合理,预测结果较为准确。因此可以认为移动图书馆 UGC 中的用户情感倾向可以成为预测书籍受欢迎程度的依据。

5　分析讨论

5.1　情感倾向的多元性

表 8 中的数据是对移动图书馆 UGC 中用户情感进行分类后的统计结果。从结果中可以看出,所有书籍的 UGC 均存在积极情感、消极情感和中性评价 3 个方面,即便是用户评分较高的《解忧杂货店》《岛上书店》和《追风筝的人》等书籍,也存在一定“消极情感”的用户评论。从这一点可以看出,用户的偏好是多元化的,用户对移动图书馆的信息资源存在着个性化的需求和观点。移动图书馆 UGC 服务鼓励用户成为移动图书馆的内容贡献者,通过 UGC 的产生、共享和传播,用户可以自由地发表个人观点和评论,实现与其他用户之间的互动交流,将个人的主张和看法融入移动图书馆系统整体。从这一点来看,移动图书馆 UGC 服务是一个强调包容性、个性化和多元化的服务模式,允许不同的声音和观点融合交流,共同推动移动图书馆服务的发展和完善。

5.2　情感倾向的一致性

从表 8 统计结果中可以看出,用户评分较高的书籍的 UGC 中积极情感和中性情感所占的比例较大。由于用户情感倾向的表述是十分复杂的,因此基于词典的分析方式会造成一定的分类误差,因此表 8 中的全部数据存在一定程度的不一致性。但是从数据的对比结果可以认为,用户的情感倾向能够较为准确地反映用户对移动图书馆信息资源的好恶程度,用户通过积极贡献内容的方式不仅表达了自身对于所阅读内容的见解和观点,也展现了对于移动图书馆 UGC 服务的接受程度,移动图书馆可以根据 UGC 中所蕴含的用户情感倾向,及时了解用户对于信息资源的需求和偏好,并且对服务中所存在的问题进行及时沟通和解决。因此,移动图书馆 UGC 可以作为判断移动图书馆服务效果的评价依据。

5.3　中性评价的重要性

从表 8 中还可以看出,UGC 中的中性评价对于用

户评分的高低具有较大影响作用。在用户评分较高的几部书籍中,如《解忧杂货店》《看见》《巨人的陨落》中的 UGC,中性评论所占比例达到了 30% 或者更大。在对打分后的用户评论进行统计的过程中,笔者发现得分在 1 – 2 分之间的中性评论多是关于作者描写手法、写作思路和整体构架等方面的较为理性、不带有强烈感情色彩的内容,因此中性评论的 UGC 内容多是关于用户对于书籍的理性评述,具有较高的用户知识凝结性,对其他用户能够起到帮助了解书籍内容、提高书籍欣赏水平的作用。因此,中性评论所占比例较高的书籍,用户评分也相应较高。从这一点可以看出,UGC 作为移动图书馆用户集体智慧的表现,对其所蕴含的知识进行分享是移动图书馆用户进行互动交流的重要动力,用户不仅看重通过 UGC 表达自己对移动图书馆信息资源的好恶程度,也看中如何通过其他人所提供的"干货"学习到有用的知识。

5.4 评价效果的合理性

在数据处理的第二阶段,本文通过构建 BP 神经网络,实现了对移动图书馆 UGC 评价效果的预测分析,BP 神经网络通过对输入特征属性的学习,成功实现了对 5 部书籍的评分预测,且得出了较为准确的结果,证明移动图书馆 UGC 中的用户情感倾向代表了用户对图书馆资源的评价态度。移动图书馆社群化服务的过程即是用户与其他用户、用户与服务平台之间进行信息交流和互动的过程,体现了用户集体智慧和价值创造力。UGC 作为最具代表性的集体智慧价值的体现,不仅是移动图书馆 UGC 服务所产生的重要信息资源,也是用于评价其服务效果的可靠数据。UGC 中所包含的移动图书馆服务资源的评价内容和情感倾向等,不仅能够对其他用户产生重要的导向作用,还可以成为移动图书馆完善其服务措施、提高其服务质量的参考意见。

6 研究结论

本研究的目的是通过对移动图书馆用户生成内容(UGC)的情感分析,预测用户情感倾向对移动图书馆资源的评价效果。基于情感分析方法,提出移动图书馆 UGC 评价效果分析过程,从领域情感词典构建、情感分类和评价效果 3 个方面进行验证分析。数据结果表明,移动图书馆 UGC 中用户情感倾向具有多元性和一致性,并且中性评论具有重要作用。移动图书馆 UGC 中的用户情感倾向代表了用户对图书馆资源的评价态度,及时掌握 UGC 中的用户情感趋势,有助于图书馆及时了解用户对馆藏资源的认可程度,及时调整其服务策略。

本文的主要局限性在于基于词典的情感分类比较依赖于词典的全面性。在后续研究中,将进一步完善领域情感词典,从而使其覆盖性进一步提高。

参考文献:

[1] 赵宇翔, 朱庆华. Web2.0 环境下影响用户生成内容的主要动因研究[J]. 中国图书馆学报,2009,35(5):107 – 116.
[2] ZHITOMIRSKY-GEFFET M, MAMAN Y. Wisdom of the crowds and online information reliability: a case study of Israeli real estate websites[J]. Online information review,2014,38(3):7 – 8.
[3] SIGUENZA-GUZMAN L, SAQUICELA V, AVILA-ORDONEZ E, et al. Literature review of data mining applications in academic libraries[J]. The journal of academic librarianship,2015,41(4):499 – 510.
[4] ZHOU Q, ZHANG C, ZHAO S X, et al. Measuring book impact based on the multi-granularity online review mining[J]. Scientometrics,2016,107(3):1435 – 1455.
[5] 祝振媛. 基于信息分类的网络书评内容挖掘与整合研究[J]. 图书情报工作,2016,60(1):114 – 124.
[6] 侯银秀, 李伟卿, 王伟军, 等. 基于用户偏好与商品属性情感匹配的图书个性化推荐研究[J]. 数据分析与知识发现,2017,1(8):9 – 17.
[7] ZHANG X, YU Y, LI H, et al. Sentimental interplay between structured and unstructured user-generated contents: an empirical study on online hotel reviews[J]. Online information review,2016,40(1):119 – 145.
[8] OECD. Participative web and user-created content: web 2.0, wikis and social networking edition complete. OCDE information sciences and technologies (October 2007)[OL]. [2008 – 11 – 18]. http://www.oecd.org/document/40/0, 3343, en_2649_34223_39428648_1_1_1_1, 00.html.
[9] 赵宇翔, 范哲, 朱庆华. 用户生成内容(UGC)概念解析及研究进展[J]. 中国图书馆学报,2012,38(5):68 – 81.
[10] FLANAGIN A J, METZGER M J. Trusting expert-versus user-generated ratings online: the role of information volume, valence, and consumer characteristics[J]. Computers in human behavior,2013,29(4):1626 – 1634.
[11] 范哲, 朱庆华, 赵宇翔. Web2.0 环境下 UGC 研究述评[J]. 图书情报工作,2009,53(22):60 – 63.
[12] CHOI B, LEE I. Trust in open versus closed social media: the relative influence of user- and marketer-generated content in social network services on customer trust[J]. Telematics and informatics,2017,34(5):550 – 559.
[13] SUN J, WANG G, CHENG X, et al. Mining affective text to improve social media item recommendation[J]. Information processing & management,2015,51(4):444 – 457.
[14] PIRYANI R, MADHAVI D, SINGH V K. Analytical mapping of o-

pinion mining and sentiment analysis research during 2000－2015 [J]. Information processing & management,2017,53(1):122－150.
[15] 朱琳琳，徐健. 网络评论情感分析关键技术及应用研究[J]. 情报理论与实践,2017,40(1):121－126.
[16] PECOSKIE J, SPITERI L F, TARULLI L. OPACs, users, and readers' advisory: exploring the implications of user-generated content for readers' advisory in canadian public libraries[J]. Cataloging & classification quarterly,2014,52(4):431－453.
[17] DEZELARTIEDMAN C. Exploring user-contributed metadata's potential to enhance access to literary works: social tagging in academic library catalogs[J]. Library resources & technical services, 2011,55(4):221－233.
[18] NAIK Y, TROTT B. Finding good reads on goodreads: readers take RA into theirown hands[J]. Reference & user services quarterly,2012,51(4):319－323.
[19] SPITERI L F. Social discovery tools: extending the principle of user convenience[J]. Journal of documentation,2012,68(2):206－217.
[20] MOON Y J, KIM W G, ARMSTRONG D J. Exploring neuroticism and extraversion in flow and user generated content consumption [J]. Information & management,2014,51(3):347－358.
[21] 杨华. 图书馆UGC资源建设机制初探[J]. 图书馆理论与实践,2017(1):48－52.
[22] RUMELHART D E, MCCLELLAND J L. Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition[J]. Language,1986,63(4):45－76.

作者贡献说明：

王晰巍：负责论文的研究思路确定和修改；
杨梦晴：负责论文数据采集和论文撰写；
韦雅楠：参与论文数据采集；
王铎：参与论文数据采集。

Research on the Evaluation of Mobile Library User-generated Content Based on Sentiment Analysis

Wang Xiwei[1,2] Yang Mengqing[1] Wei Yanan[1] Wang Duo[1]
[1] School of Management, Jilin University, Changchun 130022
[2] Big Data Management Research Center, Jilin University, Changchun 130022

Abstract: [**Purpose/significance**] This study aims to make an analysis of the evaluation effect of the mobile library user-generated content (UGC), which is beneficial to improve the recommendation and promotion of mobile library resources. [**Method/process**] An evaluation model is constructed based on the sentimental analysis. After the preprocessing of the UGC of the 16 best-selling books from Zhangyue library, data analysis is divided into three stages, including dictionary construction, sentiment classification and evaluation. [**Result/conclusion**] The results show that the sentimental tendencies of UGC in mobile libraries are pluralistic and consistent, and the neutral evaluation is important, as well as the final evaluation results is reasonable. In this paper, the theory of sentiment analysis is introduced into the research of mobile library UGC, which can provide reference for mobile library to improve its social service measures and improve its social service quality.

Keywords: sentiment analysis mobile library user-generated content evaluation effect